2К

УДК 658.325

Д.С. Кныш, В.М. Курейчик
ТИ ЮФУ в г. Таганроге, Российская Федерация
wiseman33@yandex.ru, kur@tsure.ru

Параллельный генетический алгоритм с нечетким оператором миграции

Развитие вычислительной техники способствовало развитию методов параллельных вычислений при решении оптимизационных задач. Генетические алгоритмы – эффективное средство решения различных оптимизационных задач. В этой связи необходимы стратегии применения параллельных вычислений в генетических алгоритмах. По аналогии с эволюционными процессами за основу параллельных вычислений в генетических алгоритмах взят механизм миграции. Авторами предлагается реализация оператора миграции с использованием аппарата нечеткой логики. Проведенные испытания разработанной модели показали ее эффективность.

Введение

В настоящее время вычислительные возможности компьютеров возросли за счет использования многоядерных процессоров. В связи с этим необходимо активно использовать механизмы распараллеливания для эффективного освоения потенциала вычислительных средств. Разработкой методов параллельных вычислений занимается междисциплинарное направление в науке – распределенные вычисления. В этой области проводятся исследования эффективности параллельных вычислений, формируются стратегии распараллеливания и разрабатываются методы их реализации. Из всего разнообразия алгоритмов решения оптимизационных задач генетические алгоритмы, по аналогии с эволюционными процессами в природе, должны использовать параллельные вычисления для эффективного решения задач оптимизации [1-3], [4]. На протяжении вот уже двадцати лет продолжаются исследования использования параллельных вычислений в генетических алгоритмах [5].

Генетические алгоритмы (ГА) базируются на модели биологической эволюции и методах случайного поиска [2], [3], [5-10]. ГА работают с популяцией индивидов (особей или хромосом), или альтернативных решений задачи [10]. Популяция развивается за счет применения механизма рекомбинации (объединение двух и более родителей для получения потомков) и мутации (случайное изменение индивида). ГА эффективно применяются для решения задач оптимизации. Оптимизационную задачу можно описать следующим кортежем: <**X, D, Q**>, где X является множеством всех решений (индивидов) для данной задачи, D – ограничения, накладываемые на множество X, для получения допустимых решений и Q – целевая функция, с помощью которой можно определить наилучшее (оптимальное) решение.

Целью данной работы является разработка нового оператора миграции на основе аппарата нечеткой логики для параллельного асинхронного генетического алгоритма оптимизации многокритериальной функции.

Статья построена следующим образом. В разделе 1 приведены основные механизмы распределения вычислений в ГА и их краткое описание. В разделе 2 представлена модифицированная модель параллельного генетического алгоритма. В разделе 3 описывается нечеткий оператор миграции. В разделе 4 проведены исследования эф-

фективности работы модифицированного параллельного генетического алгоритма, которые показали эффективность предложенного механизма распределения вычислений в генетических алгоритмах.

1 Распределенные вычисления в генетических алгоритмах

Существует три основных стратегии использования распределенных вычислений в генетических алгоритмах [11]:

– модель «мастер – раб» (master-slave GAs). Особенность подхода состоит в синхронной работе популяций. Популяции обладают общим адресным пространством. Мастер или управляющий процесс осуществляет развитие популяции, а подчиненные занимаются расчетом целевой функции;

– модель «мелкоструктурного подчинения» (fine-grained GAs). Имеется управляющий процесс и подчиненные сильно от него зависят, но работают в асинхронном режиме, при использовании общих ресурсов. В этой связи необходимо решать вопросы синхронизации;

– модель «сетевого взаимодействия» (coarse-grained GAs). Каждый процесс моделирует свою популяцию, используя собственное адресное пространство. Взаимодействие с другими популяциями определяется из описания связей (топологии сети взаимодействия).

Главное достоинство первой стратегии – это простота реализации, потому что распараллеливание происходит лишь на уровне вычисления ЦФ. Недостаток – низкая эффективность распараллеливания, большая нагрузка на управляющий процесс и сильная зависимость от него.

Рассмотрим вторую стратегию на примере. В отличие от модели «мастер – раб» здесь появляется оператор миграции (обмен хромосомами между популяциями). Мелкоструктурное подчинение подразумевает миграцию хромосом только с соседними популяциями (4 популяции для миграции). На первой итерации каждая популяция генерируется случайным образом, и ЦФ отличается от всех остальных популяций. В процессе работы ГА образуются области популяций со схожим значением ЦФ. По мере работы алгоритма эти области растут и конкурируют между собой. Такой механизм позволяет распространять «хорошие» индивиды на всей распределенной популяции. Из недостатков второй стратегии можно выделить необходимость синхронизации, из-за асинхронного режима работы и общего адресного пространства.

Модель сетевого взаимодействия часто сравнивают с сетью островов, которая рассматривает относительно изолированные общины, поэтому их называют «островными» параллельными ГА [12]. Рассмотрим модель островов на примере. Пусть у нас есть 16 процессов и 1600 хромосом. Разобьем их на 16 отдельных популяций по 100 особей. Каждая их них будет развиваться отдельно с помощью генетического алгоритма. Таким образом, можно сказать, что мы распределили особи по 16 изолированным островам. Далее в зависимости от взаимосвязей островов осуществляется миграция. Оператор миграции можно выполнять как периодически, так и при наступлении определенного события (например, сходимости популяции к локальному оптимуму). Важно правильно подобрать частоту миграции (интервал времени между миграциями) и количество особей, участвующих в миграции. Частая миграция (как и миграция большого числа хромосом) приведет к смешению всех популяций и преждевременной сходимости ГА. Редкая миграция также не сможет предотвратить преждевременного схождения популяций. Островная модель позволяет каждому острову развиваться самостоятельно. Различные стратегии островов позволяют комбинировать различные архитектуры ГА и проводить исследования их взаимодействия. Из

недостатков можно выделить сложность реализации, из-за необходимости разработки механизмов взаимодействия отдельных островов (популяций). Стратегия сложна для понимания в силу того, что эффекты миграции не полностью понятны. Для расчета числа представителей схемы в одной из популяций необходимо определить модель оператора миграции. Если миграция будет происходить каждую итерацию (что слишком часто, это приведет к вырождению популяций), то расчет можно вести по той же формуле, что и для модели мелкоструктурного подчинения. Если же миграция осуществляется по событию, то в формулу надо внести изменения, связанные с вероятностью наступления этого события:

$$m(H,t+1) > m(H,t) \times \frac{f(H)}{\overline{f'}} \times \frac{P(M)}{K} \times \left[1 - P(OK) \times \frac{L(H)}{1-L} - L(H) \times P(OM)\right], \qquad (1)$$

где P(M) – это вероятность миграции, а K – число связных островов. Все это означает, что разработка моделей стратегии островов и их исследование – актуальная задача.

В островной стратегии использования параллельных вычислений в генетических алгоритмах стратегии качество решения зависит от структуры связей, схемы миграции и многих других факторов. Островная модель мало изучена, особенно важное влияние на результаты имеет механизм миграции и подбор его параметров. В этой связи стратегия островов интересна для исследования и разработки различных модификаций.

2 Нечеткий оператор миграции

Работа М. Голубя и Д. Джакобовича подтверждает влияние частоты миграции на работу РГА [13]. Слишком частая миграция приводит к вырождению популяций и попаданию в локальный оптимум [14]. Для регулирования частоты миграции применяются различные методы, которые можно разбить на два типа: адаптивные и событийные. В первом используются методы адаптации для настройки частоты миграции в процессе работы алгоритма. Во втором применяются событийные методы (миграция осуществляется при наступлении определенных событий). Событием может быть уменьшение разнообразия в популяции ниже порогового значения или же низкая динамика поиска по сравнению с другими процессами.

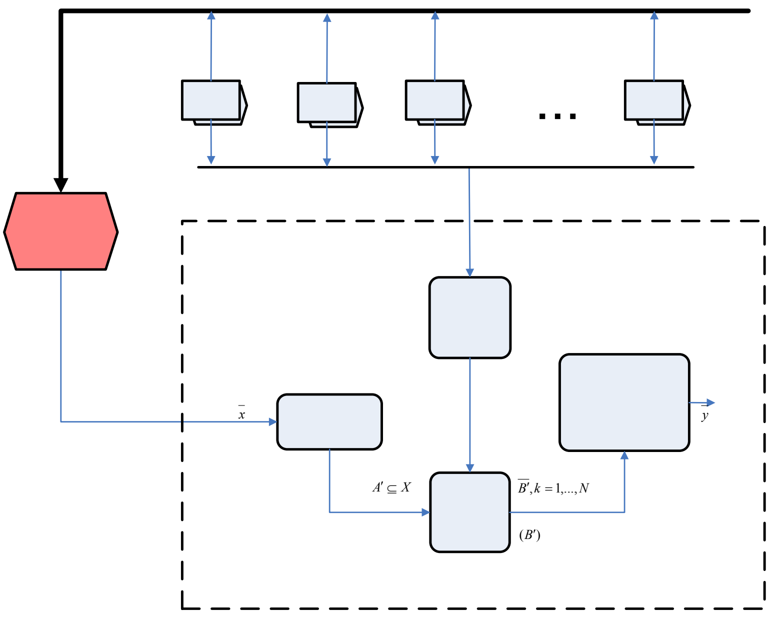


Рисунок 1 – Нечеткий контроллер для работы оператора миграции

Кратко опишем идею работы нечеткого оператора миграции: предлагается использовать показатель разнообразия в популяции и его сравнение с показателем разнообразия среди всех популяций. Для этого вводится нечеткое понятие «степень разнообразия популяции», представляемое нечетким множеством M = {низкая степень, высокая степень}. Далее формируется база правил, например, «если степень разнообразия низкая, то необходима миграция с 3 островами». На каждой итерации рассчитывается значение разнообразия, которое поступает в нечеткий логический контроллер, на выходе которого управляющее воздействие выполняет миграцию и если да, то с каким числом популяций (рис. 1). Преимущество метода заключается в возможности учета различных параметров популяции (кроме степени разнообразия). Отличие от других методов в том, что это не адаптация параметров работы алгоритма, а реальная оценка эволюции в популяции.

Степень разнообразия в популяции определяется как генотипическое расстояние между всеми хромосомами. Если популяция стремится к вырождению (низкая степень разнообразия), то для предотвращения вырождения нужен оператор миграции. Степень разнообразия будем рассчитывать по формуле:

$$S_{dif} = \sum_{i=1}^{N} \frac{\sum_{j=i+1}^{N}\sum_{l=1}^{n}\left|x^{i}{}_{l} - x^{j}{}_{l}\right|}{N}, \tag{2}$$

где N – количество хромосом в популяции в ЦФ, n – число генов в хромосоме, $x^{i}{}_{l} - x^{j}{}_{l}$ – разница значения генов двух хромосом. Если хромосомы (альтернативные решения проблемы) в популяции отличаются друг от друга, значит, степень разнообразия в популяции достаточная для дальнейшей оптимизации. Кроме степени разнообразия в популяции надо учитывать уровень развития популяции, другими словами, отличие ЦФ в популяции от лучшего значения среди всех популяций. Обозначим этот критерий миграции как уровень развития и будем рассчитывать по формуле:

$$S_{dev} = \frac{\max(f_1, f_2, ..., f_N)}{\max(F_1, F_2, ..., F_K)}, \tag{3}$$

где f_N – это ЦФ хромосомы в популяции, а F_K – лучшее значение ЦФ среди всех популяций. Уровень развития представим нечетким множеством {низкий уровень развития, высокий уровень развития}. Составим базу правил (табл. 1).

Таблица 1 – Нечеткие правила

<table>
<tr><td colspan="2" rowspan="2"></td><td colspan="2">Уровень развития</td></tr>
<tr><td>низкий</td><td>высокий</td></tr>
<tr><td rowspan="2">Степень разнообразия</td><td>низкая</td><td>Необходима миграция, мигрирует 25% от популяции</td><td>Необходима миграция, мигрирует 10% от популяции</td></tr>
<tr><td>высокая</td><td>Необходима миграция, мигрирует 5% от популяции</td><td>Нет необходимости в миграции</td></tr>
</table>

3 Экспериментальные исследования

Для исследования проведем эксперименты по оптимизации следующих функций [16]:

– максимизации функции Растригина [6]:

$$F(x_1,\dots,x_{10})=\sum_i\left(10\cos(2\pi x_i-x_i^2)-100\right), \qquad (4)$$

– минимизации функции Растригина (рис. 2):

$$F(x_1,\dots,x_{10})=\sum_i\left(x_i^2-10\cos(2\pi x_i)+10\right), \qquad (5)$$

в функциях Растригина переменная x_i принимает значения в интервале [-5.12; 5.12];

– минимизации функции сферы (рис. 3):

$$F\left(x_1,\dots x_{10}\right)=\sum_{i=1}^{n}x_i^2 \qquad (6)$$

– минимизации функции Griванкса (рис. 4):

$$F(x_1,...,x_{10})=\frac{1}{400}\sum_{i=1}^{n}x_i^2-\prod_{i=1}^{n}\cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right)+1, \qquad (7)$$

где x_i принимает значения в интервале [-600.0: 600.0].

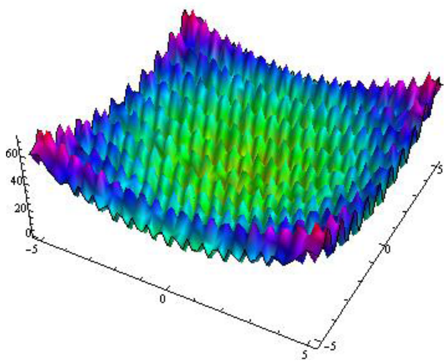


Рисунок 2 – Двумерная функция Растригина

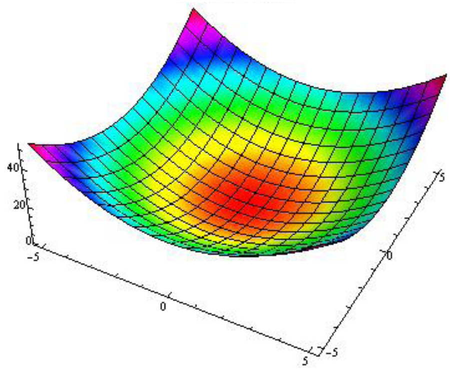


Рисунок 3 – Двумерная функция сферы

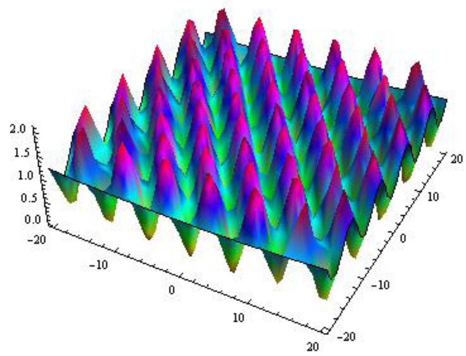


Рисунок 4 – Двумерная функция Griванкса

Это сложные многоэкстремальные функции большой размерности (десять переменных). Хромосома представляет собой вектор длины 10, содержащий значение переменных $x_1 \dots x_i$.

Параметры ГА следующие:

– размер популяции – 15;
– число итераций – 3000;
– вероятность кроссинговера – 75;
– вероятность мутации – 5;
– число процессов – 8.

Для исследования эффективности работы нечеткого оператора миграции проведем его сравнение с простым оператором миграции. Под простым оператором миграции понимается миграция через каждые *n* итераций по две хромосомы. Для наглядного исследования возьмем *n* равным 5, 10, 15, 20 и 25 итераций. Результат сравнения для задачи максимизации функции Растригина показан на графике (рис. 5). Для задачи минимизации функции Растригина – на рис. 6, и для задач минимизации функции сферы и функции Griванкса на рис. 7 и 8 соответственно.

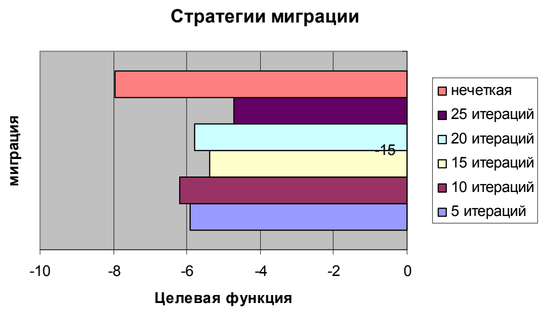


Рисунок 5 – График сравнения результатов работы алгоритма с различными моделями оператора миграции для задачи максимизации функции Растригина

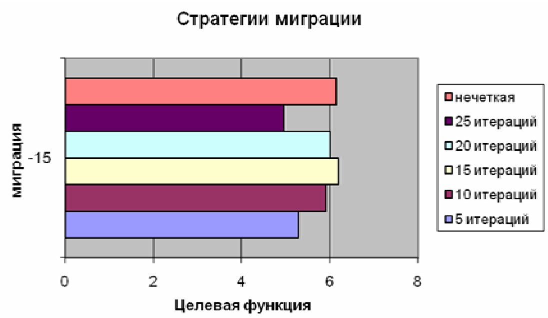


Рисунок 6 – График сравнения результатов работы алгоритма с различными моделями оператора миграции для задачи минимизации функции Растригина

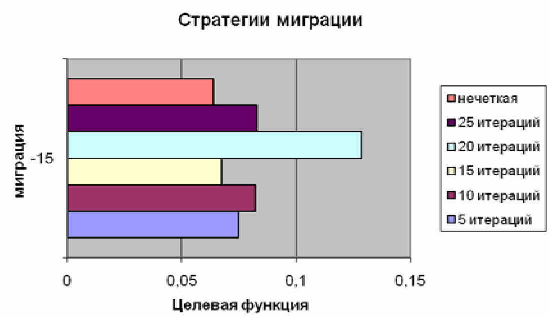


Рисунок 7 – График сравнения результатов работы алгоритма с различными моделями оператора миграции для задачи минимизации функции сферы

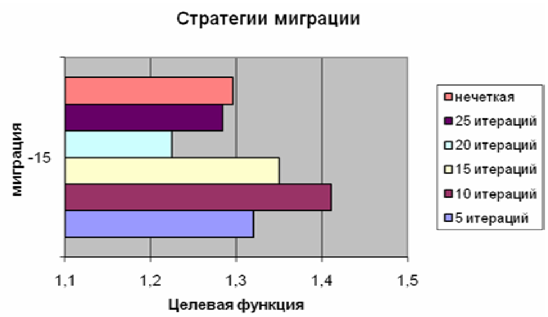


Рисунок 8 – График сравнения результатов работы алгоритма с различными моделями оператора миграции для задачи минимизации функции Гриванкса

Все исследования проводились в асинхронном режиме, на компьютере с двуядерным процессором фирмы AMD, с объемом оперативной памяти в 1Гб, под управлением операционной системы Windows XP. Результаты исследований показали возможность эффективного использования PГА на многоядерных процессорах. Исследования показали, что с увеличением размера буфера хромосом решение улучшается, но наблюдается так называемая точка насыщения, когда дальнейшее увеличение объема буфера будет не целесообразно. В этой связи предложенная модель позволяет проводить исследования механизма миграции как одной из основных составляющих распределенных вычислений в ГА. Исследования показали, что необходимо использовать динамические связи между популяциями. Гибридный оператор миграции позволяет проводить миграцию только когда это необходимо, например, при угрозе преждевременной сходимости.

Выводы

В настоящий момент доступны крупные вычислительные центры, так называемые мейнфреймы. Все они работают в многопоточном режиме. В этой связи разработка моделей использования параллельных вычислений в многопоточной среде – актуальная задача, т.к. развитие многопроцессорных вычислительных машин продолжается, и для их эффективного использования необходимы алгоритмы распределенных вычислений.

Предложенная модель позволила отойти от жестко заданных связей между процессами и показала эффективность динамических связей между ними. Модифицированная модель доказала важность оператора миграции и влияние механизма оператора миграции на работу PГА. Для развития PГА необходима разработка нового механизма миграции, использующего динамические связи процессов.

Литература

1. Курейчик В.М. Решение задачи покрытия на основе эволюционного моделирования / В.М. Курейчик, Б.К. Лебедев, О.Б. Лебедев // Изв. РАН. ТиСУ. – 2009. – № 1. – С. 119-134.
2. Родзин С.И. Организация параллельных эволюционных вычислений при поиске и оптимизации проектных решений / С.И. Родзин // Известия ЮФУ. – 2009. – № 4. – С. 39-45.
3. Кныш Д.С. Генетический алгоритм трассировки коммутационных блоков / Д.С. Кныш, В.М. Курейчик // Известия вузов. Электроника. Схемотехника и проектирование. – 2009. – № 5(79). – С. 28-34.
4. Knysh D.S. Fuzzy methods for genetic algorithm switch-box routing / D.S. Knysh // CADSM'09. – 2009. – P. 315-321.
5. Chrisila C.P. A theoretical Invetigation of Parallel Genetic Algorithm / C.P. Chrisila, M.R. Leuze // Proceedings of the Third international conference on Genetic Algorithm. – 1989. – P. 398-405.

6. Растригин Л.А. Статистические методы поиска / Растригин Л.А. – М. : Наука, 1968.
7. Гудман Э.Д. Эволюционные вычисления и генетические алгоритмы / Э.Д. Гудман, А.П. Коваленко // Обозрение прикладной и промышленной математики. – 1966. – Т. 3, вып. 5.
8. Курейчик В.В. Анализ и обзор моделей эволюции / В.В. Курейчик, В.М. Курейчик, П.В. Сороколетов // Изв. РАН. ТиСУ. – 2007. – № 5. – С. 114-126.
9. Курейчик В.В. Концептуальная модель представления решений в генетических алгоритмах / В.В. Курейчик, П.В. Сороколетов // Известия ЮФУ. – 2008. – № 9. – С. 7-12.
10. Курейчик В.В. Концепция эволюционных вычислений, инспирированных природными системами / В.В. Курейчик, В.М. Курейчик, С.И. Родзин // Известия ЮФУ. – 2009. – № 4. – С. 16-24.
11. Cantú-Paz E. A survey of parallel genetic algorithms / E. Cantú-Paz // Calculateurs Paralleles, Reseaux et Systems Repartis. – 1998. – Vol. 10, № 2. – P. 141-171.
12. Hu J.J. The hierarchical fair competition (HFC) model for parallel evolutionary algorithms / J.J. Hu, E.D. Goodman // Proc. Congress Evolutionary Computation. – 2002. – P. 49-54.
13. Golub M. A New Model of Global Parallel Genetic Algorithm / M. Golub, D. Jakobovic // 22nd International Conference on Information Technology Interfaces IYI. – 2000. – P. 363-368.
14. Sefrioui M. A hierarchical genetic algorithm using multiple models for optimization / M. Sefrioui, J. Périaoux // Parallel Problem Solving from Nature. – 2000. – P. 879-888.
15. Курейчик В.М. Об одной модели эволюции Шмальгаузена / В.М. Курейчик // Известия ЮФУ. – 2009. – № 4. – С. 7-16.
16. Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2005 special session on real-parameter optimization / P.N. Suganthan, N. Hansen, J.J. Liang [и др.] // Technical Report 2005005, Nanyang Technological University, Singapore and IIT Kanpur, India. – 2005.

Д.С. Книш, В.М. Курейчик

Паралельний генетичний алгоритм з нечітким оператором міграції

Розвиток обчислювальної техніки сприяв розвитку методів паралельних обчислень при розв’язанні оптимізаційних задач. Генетичні алгоритми – ефективний засіб розв’язання різних оптимізаційних задач. У зв’язку з цим необхідні стратегії застосування паралельних обчислень в генетичних алгоритмах. За аналогією з еволюційними процесами за основу паралельних обчислень у генетичних алгоритмах взято механізм міграції. Авторами пропонується реалізація оператора міграції з використанням апарату нечіткої логіки. Проведені випробування розробленої моделі показали її ефективність.

D.S. Knysh, V.M. Kyreichik

The Distributed Genetic Algorithm with Fuzzy Migration Operator

The computing engineering developing has assisted necessity of research applications of distributed computing methods for optimization tasks. The genetic algorithm is effective instruments for different optimization tasks solving. Thereupon methods of application distributed computing are required by genetic algorithms. The parallel computing in genetic algorithms based on migration operator by analogy with evolutionary process in nature. The mechanism of migration with fuzzy logic using is suggested. Test of migration operator has showed it effectiveness.

Статья поступила в редакцию 15.07.2010.